

DISERTASI

**KLASIFIKASI CITRA FUNDUS MENGGUNAKAN
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK**

***CLASSIFICATION OF FUNDUS IMAGE USING
CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK***



KCC
KIC
Dis. M. 18/19
Set
K.

WAHYUDI SETIAWAN

NIM : 081617027305

**PROGRAM STUDI S3 MIPA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS AIRLANGGA
2019**

HALAMAN PENGESAHAN

Naskah Disertasi ini telah disetujui
Pada tanggal 17 Mei 2019

Oleh :

PROMOTOR



Dr. MOH.IMAM UTOYO, M.Si
NIP. 196401031988101001

KO-PROMOTOR



Dr. RIRIES RULANINGTYAS, M.T
NIP. 197903152003122002

Mengetahui,
DEKAN
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS AIRLANGGA



Prof. WIN DARMANTO, M.Si., Ph.D
NIP. 196106161987011001

Disertasi ini telah diuji pada Ujian Tertutup

Tanggal : 10 Mei 2019

PANITIA PENGUJI DISERTASI

Ketua : Dr. Herry Suprajitno, M.Si.

Anggota :

- 1. Dr. Muh. Imam Utoyo, M.Si. (Promotor)**
- 2. Dr. Riries Rulaningtyas, M.T. (Ko-Promotor)**
- 3. Dr. I Ketut Eddy Purnama**
- 4. Dr. Miswanto, M.Si.**
- 5. Dr. Windarto, S.Si, M.Si.**
- 6. Dr. Rimuljo Hendradi, S.Si., M.Si.**

**Ditetapkan dengan Surat Keputusan Dekan
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Airlangga
Nomor : 2486/UN3.1.8/PPD/2019**

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
LEMBAR PENETAPAN PANITIA PENGUJI DISERTASI.....	iii
DAFTAR ISI	iv
PRAKATA.....	vii
UCAPAN TERIMA KASIH	ix
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
DAFTAR SINGKATAN.....	xvi
DAFTAR SIMBOL.....	xvii
ABSTRAK.....	xviii
ABSTRACT.....	xix
KATA KENANGAN.....	xx
BAB I PENGANTAR	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	7
1.3 Tujuan Penelitian	7
1.4 Manfaat Penelitian.....	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8
2.1 Penelitian Sebelumnya.....	8
2.2 Citra Fundus.....	9
2.3 Artificial Neural Network.....	10
2.4 Convolutional Neural Network (CNN)	11
2.4.1 Convolutional Layer.....	13
2.4.2 Padding.....	15
2.4.3 Filter.....	16
2.4.4 Dimensi Filter.....	17
2.4.5 Pooling Layer.....	18
2.4.6 Rectified Linear Unit.....	19

2.4.7 Ukuran Output Convolutional Layer.....	19
2.4.8 Fully Connected Layer.....	20
2.4.9 Dropout.....	21
2.4.10 Softmax.....	22
2.4.11 Batch Normalization.....	22
2.5 Backpropagation Pada CNN.....	23
2.5.1 Forward Pass.....	25
2.5.2 Backward Pass.....	26
2.6 Algoritma Optimasi Gradient Descent.....	32
2.6.1 Gradient Descent dengan Momentum.....	34
2.6.2 Adaptive Subgradient Descent (Adagrad) dan Root Means Square Propagation (Rmsprop).....	35
2.6.3 Adaptive Moment Optimization (Adam).....	36
2.7 Arsitektur CNN.....	36
2.7.1 Arsitektur AlexNet.....	36
2.7.2 Arsitektur VGG16 dan VGG19.....	38
2.7.3 Arsitektur Resnet50 dan Resnet101.....	40
2.7.4 Arsitektur Googlenet , Inception-V3 dan Inception-Resnetv2...	41
2.7.5 Squeezenet.....	43
2.8 Support Vector Machine.....	44
2.9 Transfer Learning.....	46
2.10 Data Augmentasi.....	48
2.11 Pengukuran Kinerja.....	49
2.11.1 Validasi Hasil Testing.....	50
2.12 Kebutuhan Sistem.....	51
BAB III HIPOTESIS DAN KONSEP ILMIAH.....	52
3.1 Kerangka Konsep Penelitian.....	52
3.2 Hipotesis.....	53
BAB IV METODE PENELITIAN.....	55
4.1 Klasifikasi Citra Fundus menggunakan CNN.....	55
4.1.1 Konfigurasi network layer.....	55
4.1.2 Ekstraksi fitur.....	55

	4.1.3 Klasifikasi menggunakan metode SVM.....	56
	4.2 Klasifikasi Citra Fundus Menggunakan CNN	
	dengan Optimasi.....	57
	4.2.1 Konfigurasi Network Layer dengan Transfer Learning.....	57
	4.2.2 Replace Final Layers.....	57
	4.2.3 Optimasi Network dengan Metode Gradient Descent.....	59
	4.3 Klasifikasi Citra Fundus menggunakan Konfigurasi Layer	
	Sederhana.....	61
	4.4 Skema Tahap Penelitian.....	62
BAB V	HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN.....	64
	5.1 Klasifikasi Citra Retina Menggunakan CNN dan SVM	64
	5.2 Klasifikasi Citra Retina Menggunakan CNN dan Optimasi	
	Gradient Descent.....	66
	5.3 Konfigurasi Layer Untuk Klasifikasi Citra.....	75
	5.3.1 Peningkatan Akurasi dengan Data Augmentasi.....	87
	5.3.2 Cross Validation.....	88
	5.4 Pembahasan.....	91
	5.4.1 Arsitektur CNN.....	91
	5.4.2 Inisialisasi Parameter.....	92
	5.4.3 Optimasi Gradient Descent.....	94
	5.4.4 Penggunaan Data Augmentasi Rotasi dan Translasi Citra.....	94
	5.4.5 Perbandingan Hasil Ujicoba Tahap 1,2 dan 3.....	94
	5.4.6 Cross Validation.....	95
	5.4.7 Perbandingan Arsitektur VGG.....	95
	5.4.8 Waktu Komputasi.....	96
	5.4.8 Perbandingan dengan Hasil Penelitian Sebelumnya.....	97
BAB VI	KESIMPULAN DAN SARAN.....	99
	6.1 Kesimpulan.....	99
	6.2 Saran.....	100
	DAFTAR PUSTAKA.....	101

PRAKATA

Deep learning merupakan pengembangan dari *machine learning*. *Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu metode *deep learning*. Metode ini dapat diterapkan dalam bidang *computer vision* untuk klasifikasi citra. CNN memiliki beragam arsitektur yang telah umum digunakan seperti AlexNet, VGG16, VGG19, ResNet50, ResNet101, GoogleNet, Inception-V3, Inception-ResNetV2 dan Squeezenet. Arsitektur CNN tersebut terdiri dari 25 hingga 825 layer. Pada arsitektur CNN dapat dilakukan modifikasi susunan dan jumlah layernya. Arsitektur CNN mudah untuk dimodifikasi, digunakan kembali (*reuse*), waktu pemrosesan relatif cepat serta memiliki performa akurasi yang baik. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan pengukuran performa terhadap klasifikasi citra menggunakan arsitektur CNN yang telah dimodifikasi. Ujicoba dilakukan pada klasifikasi citra fundus.

Penulis menyampaikan terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada Pemerintah Republik Indonesia yang telah memberikan kesempatan dan bantuan dana Beasiswa Unggulan Dosen Indonesia Dalam Negeri (BUDI-DN). Rektor Universitas Airlangga, Prof. Dr. H. Mohammad Nasih, SE. MT. Ak. CMA, Prof. Win Darmanto, M.Si., Ph.D selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi (FST) dan Dr. Alfinda Novi Kristanti, DE.A selaku Koprodi S3 MIPA atas kesempatan mengikuti studi Program Doktor Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Airlangga Surabaya. Dr. Moh. Imam Utoyo, M.Si selaku Promotor, dan Dr. Riries Rulaningtyas, M.T, selaku Ko-Promotor, Dr. Herry Suprajitno M.Si. selaku pembimbing akademik di awal perkuliahan, Dr. Rimuljo Hendrari atas diskusi dan masukan yang berharga serta para dosen penguji yang telah berkenan memberikan bimbingan, arahan dan masukan untuk kesempurnaan naskah disertasi ini.

Surabaya, 17 Mei 2019

Penulis

UCAPAN TERIMA KASIH

Alhamdulillah, syukur kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan penelitian dan penulisan naskah disertasi pada program Doktor MIPA Fakultas Sains dan Teknologi (FST), Universitas Airlangga (UNAIR). Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah membantu kelancaran dalam proses penulisan naskah disertasi ini. Untuk itu pada kesempatan ini penulis menyampaikan terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada yang terhormat :

1. Pemerintah Republik Indonesia melalui Kementrian Keuangan yang telah memberikan kesempatan dan bantuan dana Beasiswa Unggulan Dosen Indonesia (BUDI-DN) kepada penulis sehingga bisa mengikuti program doktoral pada S3 MIPA Fakultas Sains dan Teknologi (FST), Universitas Airlangga (UNAIR).
2. Rektor Universitas Airlangga Surabaya (UNAIR), Prof. Dr. H. Mohammad Nasih, SE. MT. Ak. CMA, Dekan Fakultas Sains dan Teknologi (FST) Prof. Win Darmanto, M.Si., Ph.D dan Koprodi S3 MIPA, Dr. Alfinda Novi Kristanti, DEA atas kesempatan mengikuti studi Program Doktor S3 MIPA, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Airlangga.
3. Rektor Universitas Trunojoyo Madura Dr. Drs. Ec. H. Muh. Syarif, M. Si. , Dekan Fakultas Teknik Prof. Dr. H. Rachmat Hidayat atas kesempatan mengikuti studi Doktoral.
4. Dr. Mohammad Imam Utoyo, M.Si., selaku Promotor, yang telah membimbing dengan penuh kesabaran dan memberikan arahan, nasehat, dan motivasi mulai penyusunan proposal, pelaksanaan penelitian sampai penulisan naskah disertasi.
5. Dr. Riries Rulaningtyas, M.T., selaku Ko-promotor, yang telah membimbing dengan penuh kesabaran, dan memberikan wawasan, nasehat, serta dorongan semangat mulai awal penyusunan naskah proposal, pelaksanaan penelitian sampai penulisan naskah disertasi.
6. Dr. Herry Suprayitno, M.Si, selaku Dosen Pembimbing Akademik di awal perkuliahan, yang telah membimbing dengan penuh kesabaran, dan memberikan wawasan, nasehat, serta dorongan semangat untuk penyusunan naskah kualifikasi serta masukan untuk perbaikan pada saat ujian.

7. Para penguji pada saat ujian kualifikasi, proposal, kelayakan dan tertutup serta terbuka yang telah memberikan berbagai saran dan masukan untuk lancarnya penelitian dan penulisan naskah disertasi.
8. Dosen dan Karyawan di lingkungan Prodi Matematika Fakultas Sains dan Teknologi, yang telah membantu baik langsung maupun tidak langsung kepada penulis untuk menyelesaikan penelitian.
9. Kedua orangtua, mertua, istri dan yaa bunayya, Jidan dan Kalif atas doa, dukungan moral dan material kesabaran serta pengorbanan yang diberikan menjadi pendorong dan penyemangat dalam menyelesaikan pendidikan ini.
10. Semua teman-teman S-3 MIPA UNAIR matematika angkatan 2016, Amin, Nidhom, Budi, Arika, Lilik, Bain dan Anita yang saling memotivasi dan berbagi informasi dalam persahabatan dan kebersamaan yang kompak untuk secepatnya menyelesaikan pendidikan Doktor.
11. Semua pihak yang namanya tidak dapat disebutkan satu persatu dan telah membantu penulis selama penelitian hingga terselesaikannya penulisan naskah ini.

Surabaya, 17 Mei 2019

Penulis

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1	<i>Machine Learning vs Deep Learning</i>	2
Gambar 1.2	Perbandingan akurasi pengenalan dan data training	2
Gambar 1.3	A: Fundus normal; B: Fundus neovaskularisasi.	4
Gambar 2.1	Representasi <i>Patch</i> A. Neovaskularisasi, B. Normal.....	10
Gambar 2.2	<i>Neuron</i> pada <i>artificial neural network</i>	10
Gambar 2.3	Tahapan CNN pada klasifikasi retina	11
Gambar 2.4	Kondisi <i>early stop</i> pada saat terjadi <i>overfitting</i>	12
Gambar 2.5	Konvolusi antara matriks citra dan filter untuk baris 1 kolom 1	13
Gambar 2.6	Konvolusi antara matriks citra dan filter untuk baris 1 kolom 2	13
Gambar 2.7	Konvolusi antara matriks citra dan filter untuk baris 2 kolom 1	14
Gambar 2.8	Konvolusi antara matriks citra dan filter untuk baris 4 kolom 4	14
Gambar 2.9	Perbandingan A. citra input; B. citra hasil konvolusi	15
Gambar 2.10	Matriks input citra dengan <i>zero padding</i>	16
Gambar 2.11	Hasil konvolusi matriks input citra dengan <i>padding</i> = 1.....	16
Gambar 2.12	A. Matriks dengan B. <i>max-pooling</i> , C. <i>average-pooling</i> dan D. <i>sum-pooling</i>	18
Gambar 2.13	Perbandingan A. citra hasil konvolusi ; B. citra hasil <i>pooling</i>	18
Gambar 2.14	Operasi ReLU	19
Gambar 2.15	Contoh ukuran output pada <i>Convolutional Layer</i>	20
Gambar 2.16	<i>Fully Connected Layer</i>	21
Gambar 2.17	A. <i>Standard Neural Net</i> ; B. <i>Drop-out</i>	21
Gambar 2.18	Contoh penggunaan aktivasi <i>Softmax</i>	22
Gambar 2.19	CNN <i>backpropagation training</i>	24
Gambar 2.20	Proses <i>forward pass</i>	25
Gambar 2.21	Proses <i>Backward Pass</i>	27
Gambar 2.22	Pergerakan fungsi <i>gradient descent</i> A. <i>learning rate</i> bernilai besar, B. <i>learning rate</i> bernilai kecil.....	33
Gambar 2.23	Pergerakan parameter dari A. GD, B. GDM.....	34
Gambar 2.24	Arsitektur AlexNet.....	37
Gambar 2.25	Arsitektur VGG16.....	39

Gambar 2.26	Arsitektur VGG19	39
Gambar 2.27	Arsitektur ResNet50	40
Gambar 2.28	<i>Inception module</i>	41
Gambar 2.29	Arsitektur GoogLeNet (Inception-V1)	42
Gambar 2.30	Arsitektur squeezenet.....	43
Gambar 2.31	Pemisah (<i>hyperplane</i>) antara 2 kelas	44
Gambar 2.32	Peluang munculnya <i>hyperplane</i> antara 2 kelas.....	45
Gambar 2.33	<i>Support vector, margin ρ dan jarak r</i>	45
Gambar 2.34	A. <i>Machine learning</i> konvensional; B. <i>Transfer learning</i>	47
Gambar 2.35	<i>Transfer learning</i> untuk klasifikasi citra fundus.....	48
Gambar 2.36	<i>Data augmentation</i> dari citra <i>emoticon</i>	49
Gambar 2.37	Pengukuran kinerja berdasarkan <i>True Positive (TP)</i> , <i>False Positive (FP)</i> , <i>True Negative (TN)</i> , dan <i>False Negative (FN)</i>	49
Gambar 2.38	Skema <i>10-fold cross-validation</i>	50
Gambar 3.1	Kerangka Konsep Penelitian.....	54
Gambar 4.1	Algoritma Penelitian Tahap 1.....	56
Gambar 4.2	Algoritma Penelitian Tahap 2.....	61
Gambar 4.3	Algoritma Penelitian Tahap 3.....	62
Gambar 4.4	Skema tahap penelitian.....	63
Gambar 5.1	<i>Confusion matrix</i> hasil klasifikasi menggunakan AlexNet	64
Gambar 5.2	Grafik Hasil Ujicoba Tahap Pertama.....	65
Gambar 5.3	<i>Training progress</i> dengan AlexNet dan optimasi GDM	66
Gambar 5.4	<i>Confusion matrix</i> AlexNet dengan optimasi GDM	67
Gambar 5.5	<i>Training progress</i> dengan AlexNet dan optimasi RmsProp.....	68
Gambar 5.6	<i>Confusion matrix</i> AlexNet dengan optimasi RmsProp.....	69
Gambar 5.7	<i>Training progress</i> dengan AlexNet dan optimasi Adam.....	70
Gambar 5.8	<i>Confusion matrix</i> AlexNet dengan optimasi Adam.....	71
Gambar 5.9	Representasi dari klasifikasi <i>patch</i> fundus.....	71
Gambar 5.10	Grafik hasil ujicoba tahap kedua	74
Gambar 5.11	<i>Flowchart</i> ujicoba tahap 3	76
Gambar 5.12	<i>Training progress</i> konfigurasi 31 <i>layer</i> , optimasi GDM, skenario 4	86
Gambar 5.13	<i>Confusion matrix</i> konfigurasi 31 <i>layer</i> , optimasi GDM skenario 4	87

Gambar 5.14	Training progress dengan akurasi terbaik menggunakan <i>cross validation</i> uji ke 2 data asli.....	89
Gambar 5.15	Training progress dengan akurasi terbaik menggunakan <i>cross validation</i> uji ke 9 data augmentasi	90
Gambar 5.16	Grafik Hasil Ujicoba Tahap 1,2 dan 3	95
Gambar 5.17	Arsitektur modifikasi VGG 31 <i>layer</i>	96

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Ukuran <i>filter</i> pada arsitektur CNN	17
Tabel 2.2	Perbandingan jumlah parameter pada arsitektur CNN	44
Tabel 4.1	Aktivasi layer FCL	56
Tabel 4.2	<i>Classification layer</i> dari arsitektur CNN	59
Tabel 4.3	Jenis <i>Training Options</i>	60
Tabel 5.1	Pengukuran performa klasifikasi citra retina menggunakan arsitektur CNN dan <i>Support Vector Machine</i>	65
Tabel 5.2	Komponen training progress hasil ujicoba dari AlexNet dengan GDM	67
Tabel 5.3	Komponen training progress hasil ujicoba dari AlexNet dengan RmsProp	68
Tabel 5.4	Komponen training progress hasil ujicoba dari AlexNet dengan Adam	70
Tabel 5.5	Pengukuran performa klasifikasi citra retina dengan optimasi GDM	72
Tabel 5.6	Pengukuran performa klasifikasi citra retina dengan optimasi RmsProp	72
Tabel 5.7	Pengukuran performa klasifikasi citra retina dengan optimasi Adam	72
Tabel 5.8	Perbandingan hasil akurasi tanpa optimasi dan dengan optimasi	74
Tabel 5.9	Skenario ujicoba tahap 3	77
Tabel 5.10	<i>Performance measure</i> skenario 1	78
Tabel 5.11	<i>Performance measure</i> skenario 2	78
Tabel 5.12	<i>Performance measure</i> skenario 3	79
Tabel 5.13	<i>Performance measure</i> skenario 4	79
Tabel 5.14	<i>Performance measure</i> skenario 5	80
Tabel 5.15	<i>Performance measure</i> skenario 6	80
Tabel 5.16	<i>Performance measure</i> skenario 7	81
Tabel 5.17	<i>Performance measure</i> skenario 8	81
Tabel 5.18	<i>Performance measure</i> skenario 9	82
Tabel 5.19	<i>Performance measure</i> skenario 10	82
Tabel 5.20	<i>Performance measure</i> skenario 11	83
Tabel 5.21	<i>Performance measure</i> skenario 12	83
Tabel 5.22	<i>Performance measure</i> skenario 13	84
Tabel 5.23	<i>Performance measure</i> skenario 14	84

Tabel 5.24 Performance measure skenario 15.....	85
Tabel 5.25 Komponen training progress hasil ujicoba dari VGG 31 layer dan GDM...	86
Tabel 5.26 Hasil ujicoba dengan data augmentasi	88
Tabel 5.27 Prosentase akurasi 10 fold Cross Validation.....	89
Tabel 5.28 Komponen training progress VGG 31 layer dan GDM uji ke 2.....	90
Tabel 5.29 Komponen training progress VGG 31 layer dan GDM uji ke 9 data augmentasi.....	91
Tabel 5.30 Perbandingan <i>Minibatch Size</i> dan jumlah data training	94
Tabel 5.31 Perbandingan Hasil Ujicoba Tahap 1, 2 dan 3	94
Tabel 5.32 Perbandingan arsitektur VGG	96
Tabel 5.33 Total Waktu Komputasi Penelitian.....	97
Tabel 5.34 Perbandingan Hasil Penelitian CNN untuk Klasifikasi Citra Fundus	98

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Contoh Hasil Ujicoba Terklasifikasi Benar	I
Lampiran 2 Contoh Hasil Ujicoba Terklasifikasi Salah.....	II
Lampiran 3 Konfigurasi Layer modifikasi VGG 31 layer.	III
Lampiran 4 Daftar Riwayat Hidup.....	V
Lampiran 5 Daftar Publikasi..	VI

DAFTAR SINGKATAN

Adam	<i>Adaptive Momentum Optimization</i>
ANN	<i>Artificial Neural Network</i>
BN	<i>Batch Normalization</i>
CNN	<i>Convolutional Neural Network</i>
FCL	<i>Fully Connected Layer</i>
FN	<i>False Negative</i>
FP	<i>False Positive</i>
GDM	<i>Gradient Descent with Momentum</i>
GPU	<i>Graphical Processing Unit</i>
LN	<i>Learning Rate</i>
ME	<i>Max-Epoch</i>
MESSIDOR	<i>Methods to Evaluate Segmentation and Indexing Technique in the field Of Retina ophthalmology</i>
MS	<i>Minibatch-Size</i>
NV	<i>Neovaskularisasi</i>
RD	<i>Retinopati Diabetik</i>
ReLU	<i>Rectified Linear Unit</i>
ResNet	<i>Residual Network</i>
RMSProp	<i>Root Means Square Propagation</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TN	<i>True Negative</i>
TP	<i>True Prositive</i>
VF	<i>Validation Frequency</i>
VGG	<i>Visual Geometry Group</i>

DAFTAR SIMBOL

$x_1, x_2, \dots x_n$	<i>nilai input</i>
$w_{k1}, w_{k2}, \dots w_{kn}$	<i>bobot</i>
b_k	<i>bias</i>
V_k	<i>output dari penjumlahan antara input $\times$ bobot dan bias</i>
y_k	<i>output neuron</i>
SD	<i>standar deviasi</i>
$loss$	<i>loss function</i>
p	<i>dimensi filter</i>
u	<i>ukuran filter</i>
$f(x)$	<i>aktivasi ReLU</i>
W	<i>panjang/tinggi input</i>
F	<i>panjang/tinggi filter</i>
P	<i>padding</i>
S	<i>stride</i>
∂L	<i>derivative loss function</i>
α	<i>learning rate</i>
$\hat{y}$	<i>output</i>
θ_0	<i>parameter awal</i>
θ_t	<i>parameter pada waktu t</i>
g_t	<i>gradient pada waktu t</i>
m_0	<i>momentum awal</i>
m_t	<i>momentum pada waktu t</i>
β	<i>exponential decay rate (diset 0,9)</i>
n_0	<i>adaptive subgradient awal</i>
n_t	<i>adaptive subgradient pada waktu t</i>
ε	<i>konstanta (1e-6)</i>
γ	<i>koefisien decay rate (diset 0,95)</i>
$\hat{m}_t$	<i>estimasi momentum dengan <i>corrected bias</i> pada waktu t</i>
$\hat{n}_t$	<i>estimasi adaptive subgradient dengan <i>corrected bias</i> pada waktu t</i>
μ_B	<i>minibatch mean</i>
σ_B^2	<i>minibatch variance</i>
$\hat{x}_i$	<i>nilai data pada waktu i</i>
y_i	<i>normalisasi</i>

ABSTRAK

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode *deep learning* yang melakukan pembelajaran secara *supervised*. Jenis arsitektur CNN yang telah umum digunakan yaitu AlexNet, *Visual Geometry Group* 16 (VGG16), VGG19, ResNet50, ResNet101, GoogleNet, Inception-V3, Inception ResNet-V2, dan Squeezenet. Arsitektur CNN tersebut terdiri dari 25 hingga 825 layer. Semakin banyak jumlah layer, semakin besar jumlah parameter yang melakukan pembelajaran.

Penelitian ini bertujuan untuk menyederhanakan jumlah layer pada arsitektur CNN sekaligus meningkatkan prosentase akurasi. Data ujicoba menggunakan citra fundus. Klasifikasi citra fundus mengelompokkan dua kategori citra yang terdiri dari normal dan neovaskularisasi.

Penelitian ini terdiri dari tiga tahapan. Pertama, klasifikasi citra fundus menggunakan CNN. Kedua, klasifikasi citra fundus menggunakan CNN dan metode optimasi. Ketiga, klasifikasi citra fundus menggunakan modifikasi CNN.

Tahap pertama dilakukan klasifikasi citra fundus menggunakan 9 arsitektur CNN dan metode *Support Vector Machine*. Tahap kedua dilakukan klasifikasi citra fundus menggunakan 9 arsitektur CNN dengan metode optimasi *gradient descent*. Optimasi *gradient descent* menggunakan *Gradient Descent with Momentum* (GDM), *Root Means Square Propagation* (RMSProp), dan *Adaptive Moment Optimization* (Adam). Tahap ketiga dilakukan modifikasi arsitektur CNN berdasarkan hasil tahap 1 dan tahap 2. Modifikasi layer bertujuan untuk mendapatkan layer yang lebih sederhana dengan hasil akurasi lebih baik dari tahap 1 dan 2. Data yang digunakan untuk klasifikasi adalah MESSIDOR dan *Retina Image Bank* sejumlah 2.080 *patch*.

Hasil ujicoba tahap 1 menunjukkan akurasi tertinggi menggunakan arsitektur VGG19 yaitu 89,3%. Hasil ujicoba tahap 2 menunjukkan akurasi tertinggi menggunakan arsitektur VGG16 yaitu 92,31%. Arsitektur VGG19 terdiri dari 47 layer, sedangkan VGG16 terdiri dari 41 layer. Pada tahap 3 dilakukan penyederhanaan arsitektur VGG. Hasil ujicoba menunjukkan akurasi hingga 93,17% untuk data asli dan 99,33% untuk data augmentasi menggunakan arsitektur modifikasi VGG 31 layer.

Kata kunci : *convolutional neural network*, klasifikasi fundus, modifikasi layer CNN, VGG 31 layer, optimasi *gradient descent*.

ABSTRACT

Convolutional Neural Network (CNN) is a method of deep learning with supervised learning data. CNN architectures including AlexNet, Visual Geometry Group 16 (VGG16), VGG19, ResNet50, ResNet101, GoogleNet, Inception-V3, Inception ResNet-V2, and Squeezenet. The CNN architectures consist of 25 to 825 layers. The number of layers will affect the number of learning parameters.

This study aims to simplify the layer numbers of the CNN architecture and increasing the percentage of accuracy. Fundus images are used for experimental data. Fundus image classifies two categories namely normal and neovascularization.

This research consists of three stages. First, the classification of fundus images uses the CNN. Second, the classification of fundus images uses the CNN and optimization methods. Third, the classification of fundus images uses a modification of CNN architecture.

The first stage is the classification of fundus images using 9 CNN architectures and the Support Vector Machine. The second stage is the classification of fundus images using 9 CNN architectures with gradient descent optimization method. Gradient descent optimization using Gradient Descent with Momentum (GDM), Root Means Square Propagation (RmsProp), and Adaptive Moment Optimization (Adam). The third stage was modified CNN architecture based on the results of stage 1 and 2. The layer modification aims to get a simple layer with better accuracy. The data used for the classification is the MESSIDOR and Retina Image Bank. It consists of 2,080 patches.

The results of first stage shows the best accuracy of 89.3% using the VGG19 architecture. The results of second stage show the best accuracy of 92.31% using the VGG16 architecture. VGG19 architecture consists of 47 layers, while VGG16 consists of 41 layers. In third stage, the VGG architecture is simplified. The results show the average accuracy of 93.17% for original data and 99,33% for augmentation data using the 31 layers of modification VGG architecture.

Keyword : *convolutional neural network, fundus classification, modification layer CNN 31 layer VGG, gradient descent.*

KATA KENANGAN

"Sekira lewat, kolam kiranya.

Coba-coba tengok, danau rupanya

Putuskan menyelam, Amboi, Samudera luas nan dalam nyatanya.

Ilmu oh Ilmu."